Evolución de la Calidad de los Usuarios de Tarjetas de Crédito en México: Un Enfoque Microeconómico.

José Luis Negrín y Clara de la Cerda
Junio, 2002**

Documento de Investigación No. 2002-05

Dirección General de Investigación Económica

BANCO DE MÉXICO

♦ Las opiniones expresadas en este documento son responsabilidad única de los autores y no necesariamente representan la opinión del Banco de México.

Se agradece la colaboración de Lorenza Martínez en una versión previa de este trabajo; se aprecian también los comentarios de Joyce Sadka, Gerardo Esquivel, Fernando Aportela, Alejandro Werner y los participantes en los seminarios internos del Banco de México.

Evolución de la Calidad de los Usuarios de Tarjetas de Crédito en México: Un Enfoque Microeconómico.

**José Luis Negrín y Clara de la Cerda
Junio, 2002**

**Documento de Investigación No. 2002-05
Dirección General de Investigación Económica
BANCO DE MÉXICO**

Resumen

La crisis bancaria que sufrió la economía mexicana en 1994-95, ocasionó una reducción en el crédito con tarjetas y propició la formación de instituciones y la adopción de regulaciones para reducir el riesgo crediticio. En este trabajo se estudian los determinantes del uso de tarjeta de crédito al nivel de los hogares aplicando un modelo Probit a la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (1994, 1996, 1998 y 2000). La finalidad es la de determinar la evolución de la calidad de los usuarios de tarjeta de crédito. Del estudio se derivan tres resultados fundamentales. En primer lugar, varios indicadores apuntan a que, luego de un deterioro en 1996, la calidad de los usuarios de tarjeta de crédito fue superior en el año 2000 a la registrada en 1994. Esto significa que las instituciones y medidas regulatorias adoptadas como respuesta a la crisis y la propia contracción del crédito, tuvieron el resultado esperado. En segundo lugar, los factores que resultaron ser los principales determinantes del uso de la tarjeta de crédito fueron el ingreso, la localización geográfica, la propiedad de automóvil y casa, la edad y, de manera muy relevante, la educación. En contraste, el estado civil, el género y las variables relacionadas con el trabajo no resultaron relevantes. Finalmente, en los últimos años ha aumentado la proporción de hogares con calificación elevada que no han sido usuarios de tarjeta. Esto puede obedecer a que los emisores hayan sido más cautelosos en el otorgamiento de tarjetas o a que algunos usuarios potenciales de buena calidad hayan optado por no utilizarlas.

JEL: D12, E21, E51, G21

Introducción

La crisis financiera que sufrió la economía mexicana en 1994-1995 se reflejó en una profunda caída del crédito en general, y del crédito a través de tarjeta bancarias en particular. Luego de la crisis, las autoridades financieras propiciaron el establecimiento de instituciones, como el Buró de Crédito, y adoptaron medidas regulatorias para reducir el riesgo crediticio. Ambos factores, la caída del crédito y los cambios institucionales, abrieron la oportunidad para que los emisores de las tarjetas consiguieran mejorar la calidad de sus clientes. Ello obedeció a que, por un lado, al restringirse el crédito, los prestamistas expidieron tarjetas únicamente a sus mejores clientes; por el otro, las regulaciones prudenciales indujeron a los prestamistas a moverse hacia deudores con mejores características.

El presente trabajo tiene por objeto analizar la evolución de la calidad de los usuarios de las tarjetas de crédito en México antes y después de la crisis bancaria. Como se ha indicado, era de esperarse que luego de la crisis la calidad de los usuarios de las tarjetas hubiera aumentado. El estudio es relevante porque permite evaluar el efecto que han tenido los procedimientos y regulaciones adoptados para mejorar la calidad de los usuarios de crédito. Adicionalmente, los estudios de los mercados de crédito con un enfoque microeconómico en países en desarrollo son sumamente escasos.

En este estudio se encontró que en los años inmediatos posteriores a la crisis, ocurrió un deterioro en la calidad de los usuarios de tarjeta de crédito. Sin embargo, a partir de 1998 esa tendencia cambió. Es decir, en promedio los usuarios de tarjeta de crédito del año 2000 poseían mejores características que los usuarios de 1994. Así, para 2000, una mayor proporción de los usuarios se ubicó en niveles de calificación más elevados que en 1994. Del estudio también se desprende que los bancos están actuando con cautela en el otorgamiento de tarjetas; en consecuencia, en años recientes la proporción de usuarios con buenas características ha aumentado. Del mismo modo, en el año 2000, resultó más común encontrar individuos con buenas calificaciones crediticias que no eran usuarios de tarjeta que en 1994. Esto se relaciona también con una actitud igualmente cautelosa por parte de los usuarios de tarjetas.

El estudio de la evolución de la calidad crediticia de los usuarios de tarjeta requiere identificar las variables que determinan su uso. Para ello se analiza la información sobre sus clientes que los emisores de tarjetas recaban en las solicitudes de crédito. Las variables definidas en las solicitudes se relacionan con la información recabada por la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) para los años 1994, 1996, 1998 y 2000. La ENIGH permite identificar a los hogares que utilizan tarjeta de crédito y contiene información sobre el ingreso, la ubicación geográfica, el trabajo, la educación, la propiedad de activos (automóvil, casa, etc.), el género, la edad y el estado civil de los integrantes de los hogares (usuarios y no usuarios de tarjeta). Estos datos permitieron desarrollar un modelo de variable dependiente cualitativa (Probit), por medio del cual se han podido identificar a los determinantes del uso o no-uso de tarjetas de crédito. Adicionalmente, el modelo permitió ordenar a los usuarios y no-usuarios de acuerdo con su probabilidad de uso de tarjeta; esta probabilidad se interpreta como una calificación de la calidad del usuario.

En los modelos tradicionales de calificación de crédito, se utilizan datos históricos y técnicas estadísticas para identificar las combinaciones de características de los usuarios de crédito que

resultan en una alta probabilidad de no pago. Una vez identificadas las características relevantes, es posible diseñar un sistema de ponderaciones que permite obtener una evaluación (calificación) aun de aquellos solicitantes de crédito que no tienen un historial crediticio. En función de la calificación del cliente se decide o no otorgar la tarjeta. En la medida en que los emisores de tarjeta hagan una buena identificación de las características que afectan la probabilidad de no pago, los usuarios (no-usuarios) de crédito deberán tener una baja (alta) probabilidad de no pago. Para la elaboración de este trabajo no se disponía de información acerca del historial de pago de los individuos; sin embargo, sí se contó con muestras extensas de usuarios y no usuarios de tarjeta de crédito así como con sus características personales y familiares. Por tanto, si los emisores han hecho una buena identificación de la calidad de los clientes, los hogares que aparecen en la muestra como usuarios deben de haber sido identificados en su momento como de alta calidad. Por su parte, el modelo Probit permite definir las combinaciones de factores que determinan el uso de tarjeta; una vez identificados esos factores, el modelo asigna una probabilidad de uso de tarjeta a cada elemento de la muestra. Puesto que los usuarios deben haber sido identificados como de buena calidad por los emisores, y dado que el modelo Probit hace una identificación acertada de los factores que determinan el uso, las calificaciones del modelo deben ser capaces de reproducir las evaluaciones que utilizaron los emisores para expedir las tarjetas. De esta forma, la calificación del modelo -la probabilidad de uso- puede utilizarse como un indicador ex-ante de la calidad de los usuarios.

El ordenamiento de los individuos de acuerdo con su calificación permite comparar las distintas muestras analizadas. Para que la comparación resultase apropiada, era necesario aislar el efecto que el cambio en la proporción de usuarios en cada encuesta ha tenido sobre los ponderadores estimados. También era necesario eliminar el efecto de los factores exógenos (tales como disponibilidad de crédito en la economía, tasas de interés, etc.) para centrarse estrictamente en las características de los individuos. Con este ordenamiento, pudo determinarse la calidad crediticia promedio e identificarse un valor de corte óptimo apropiado para identificar en qué medida los emisores han otorgado créditos a gente que no lo merecía (error tipo I) y no han concedido financiamiento a individuos que lo merecían (error tipo II).

Para el presente análisis, las variables que resultaron significativas en la determinación de uso de tarjeta, fueron el ingreso, la ubicación geográfica, la propiedad de casa y automóvil, la edad y, de manera muy relevante, la educación. La educación debe destacarse porque no es una de las variables que se encuentra presente en todas las solicitudes de crédito. Del mismo modo, resulta interesante que las variables relacionadas con el trabajo, el estado civil y el género no hayan resultado, en general, relevantes.

El ordenamiento de los usuarios de acuerdo con sus calificaciones dentro de cada muestra, permite apreciar que, después de la crisis se produjo un deterioro en la calidad de los usuarios. Sin embargo, la calidad se recuperó en las encuestas posteriores, de modo que los usuarios de tarjeta en 2000 eran mejores sujetos de crédito que los de 1994. Este comportamiento se reflejó también en un incremento en el valor de corte óptimo en las encuestas más recientes. Esto es indicativo de que las restricciones de crédito, las instituciones conformadas luego de la crisis y la regulación adoptada, han redundado en un incremento de la calidad crediticia de los usuarios.

La estructura del trabajo es la siguiente: en la primera sección se proporciona una idea general del mercado de tarjetas de crédito en México, de su evolución, y de la regulación correspondiente. En

dicha sección se incluye también un análisis de la literatura relevante para este estudio. En la segunda, se identifican las variables que se han introducido en el modelo Probit y se presenta una descripción de los estadísticos básicos para dichas variables en cada muestra. En la tercera sección se presenta el modelo Probit. En la cuarta se dan a conocer los resultados del modelo y la comparación entre encuestas. Las conclusiones se presentan en la quinta sección.

I.1 Características Generales de las Tarjetas de Crédito; el Mercado Mexicano y su Regulación.

Los créditos con tarjeta de crédito poseen varias peculiaridades.¹ En primer lugar, se trata de líneas de crédito revolventes, lo cual los hace flexibles tanto en términos de uso como de pago. En segundo lugar, para obtener dicho tipo de crédito no se requiere de garantía. La tarjeta de crédito identifica y autoriza al tarjetahabiente a usar una cantidad limitada de recursos para pagar por la compra de bienes y servicios en establecimientos que la aceptan. El emisor de la tarjeta se compromete a pagar por las compras que el tarjetahabiente realice con ella, aunque exista el riesgo de que el tarjetahabiente no pague su deuda con el emisor. De esta forma, el emisor de la tarjeta asume el riesgo de no pago. Por tanto, los emisores deben llevar a cabo un proceso meticuloso de selección de sus clientes. Precisamente debido al alto riesgo y a su flexibilidad, los créditos con tarjeta son significativamente más caros que otros préstamos otorgados al consumo (Brito y Hartley, 1995).² El trabajo presente se relaciona con la información que los emisores de tarjeta han captado acerca de los solicitantes al decidir otorgar dicho crédito.

Es conveniente ubicar la importancia del crédito al consumo y, en particular, la del crédito revolvente. En México el crédito al consumo no solamente es relativamente reducido, sino que ha tendido a caer en los años posteriores a la crisis. Como porcentaje del PIB, el crédito al consumo representó el 3.6% en 1994, proporción que disminuyó en los años posteriores hasta alcanzar el 1.7% en 1998. En los años siguientes se registró una ligera recuperación, de modo que para el año 2000, el crédito al consumo alcanzó el 1.9% del PIB. Como porcentaje del crédito total, en 1994 dicha forma de financiamiento representaba el 5.8%; después de la crisis, en 1996, ese porcentaje se redujo a 3.4%. Sin embargo, en los últimos años, el crédito al consumo ha registrado una recuperación, alcanzando en 2000 el 5.6% del crédito total.

El crédito al consumo está conformado por préstamos revolventes y no-revolventes. El crédito revolvente ha tendido a perder importancia dentro del crédito total al consumo. Mientras en 1994 el crédito revolvente representó el 69.8% del crédito al consumo, la proporción cayó a 61.4% en 1996. Esta disminución ha continuado en los últimos años, de forma tal que el crédito revolvente representó solamente el 37.6% del crédito total al consumo en 2000.

El crédito revolvente está compuesto por tarjetas de crédito emitidas por bancos, por otras instituciones financieras no bancarias (como American Express y Dinners Club) y por tiendas departamentales. En 1994, el crédito con tarjetas de crédito bancarias representó en México el

¹ Para una descripción detallada del funcionamiento de las tarjetas de crédito, ver Evans y Schmalensee, 1999.

² Ver Ausubel, 1991, Mester, 1993, y Calem y Mester, 1995 para una interesante discusión acerca de la rigidez de las tasas de interés de las tarjetas de crédito.

95% del crédito revolvente. Sin embargo, esta proporción empezó a reducirse a partir de la crisis, representando el 88% en 1996. La baja continuó en los años siguientes alcanzando el 72% en el año 2000. En contraparte, en años recientes el crédito revolvente no bancario se ha incrementado significativamente.³

Después de la crisis el número de tarjetas de crédito bancarias también ha tendido a descender. A finales de 1994 había alrededor de 14 millones de tarjetas, mientras que para 1997, el número había disminuido a 6.7 millones. Desde entonces, dicho número se ha mantenido en alrededor de 7 millones. Por el lado de la oferta, la caída en el número de tarjetas no solamente se ha relacionado con la reducción generalizada del crédito sino también con la evolución de la cartera vencida y con las nuevas regulaciones que se han adoptado. Al cierre de 1994 la cartera vencida de crédito al consumo representaba el 16% de la cartera total de este tipo de crédito; para fines de 1995 esa proporción se había incrementado a 20%⁴. Por el lado de la demanda, la caída en el número de tarjetas puede vincularse con la evolución en el periodo de la tasa de interés. La tasa de interés de referencia para las tarjetas de crédito, la TIIP promedio a 28 días, se ubicó en 11% durante el primer trimestre de 1994, elevándose a 19% durante los trimestres restantes de ese año. El incremento de las tasas se hizo mucho más dramático en los dos primeros trimestres de 1995 cuando alcanzaron niveles de 70%. Las tasas de referencia se mantuvieron elevadas hasta el segundo trimestre de 1996.

Los aspectos institucionales y regulatorios son fundamentales para entender la evolución que ha mostrado el mercado de tarjetas de crédito en México. En particular, durante y después de la crisis bancaria, se formaron instituciones, como el Buró de Crédito y se adoptaron regulaciones que han alterado la manera en que funciona el otorgamiento de las tarjetas. Uno de los cambios institucionales que mayormente ha afectado a este mercado, ha sido la introducción de las Sociedades de Información Crediticia, las cuales proveen la historia crediticia de los clientes potenciales. Estas instituciones empezaron a funcionar en 1997. Así, desde entonces y hasta la fecha, el historial crediticio se ha convertido en un ingrediente indispensable para el otorgamiento de crédito.

En lo que se refiere a las regulaciones, varias decisiones han afectado al mercado de crédito en general y al de tarjetas en particular. A continuación se presentan algunas de las más importantes. En 1996 se acordó que para que una institución pudiera emitir una tarjeta, requería de la autorización explícita del usuario. Esta regulación surgió porque en los años previos a la crisis, fue práctica común otorgar tarjetas sin la solicitud previa del acreditado. Para 1997, las autoridades financieras adoptaron un criterio distinto para contabilizar la cartera vencida; antes de este cambio, solamente se consideraba cartera vencida el monto de los intereses insolutos.

³ Para calcular el monto pagado con tarjetas de crédito no-bancarias, se utilizaron datos del Banco de México sobre la estructura de las ventas a crédito que reporta la ANTAD. En esta estructura se incluye la proporción de ventas a crédito pagadas con tarjetas de la propia tienda (71.8% para 1998, 70.2% para 1999, y 75% para 2000; es de suponerse que para 1994 y 1996 la proporción haya sido la misma que para 1998). Por otra parte se cuenta con datos relativos a las ventas a crédito de las tiendas departamentales más importantes que incluyen a las siguientes emisoras: El Palacio de Hierro, Liverpool, Elektra, Salinas y Rocha, Sears, Soriana, Copel y Sanborns. Para obtener el crédito revolvente no bancario, se aplicó la proporción de las ventas a crédito pagadas con tarjeta de la propia tienda (de la encuesta de la ANTAD) a las ventas a crédito de las emisoras.

⁴ El cálculo de la cartera vencida, en general, y de las tarjetas de crédito, en específico, se complica por el surgimiento de diferentes programas de reestructuración a raíz de la crisis bancaria de 1994-95 y por la adopción de nuevos criterios contables por instrucciones de la CNBV.

Mediante una modificación regulatoria se decidió incluir no sólo a los intereses, sino también al capital. Obviamente, esta medida redujo significativamente los montos disponibles de crédito. En 1998 se estableció que antes de otorgar un crédito, los bancos obtuvieran el historial crediticio de los solicitantes; de no hacerlo así (o en el caso en que el historial fuera negativo), los créditos deberían provisionarse al 100%. Estas disposiciones han obligado a los bancos a expedir tarjetas de manera más cautelosa y con base en mejor información.

I.2 Literatura Relacionada

El presente trabajo se relaciona con varias líneas de investigación. La más cercana es el análisis de calificación de crédito y del comportamiento de los deudores.⁵ Otras líneas asociadas son la literatura sobre restricciones crediticias y los trabajos más recientes sobre la expansión del crédito con tarjeta en los Estados Unidos. También resultan relevantes algunos trabajos acerca del crédito y el ahorro en México, elaborados con la misma encuesta que se utilizó para esta investigación.

La literatura sobre calificación de crédito y comportamiento crediticio de los deudores está estrechamente relacionada con el presente estudio. En el enfoque de calificación de crédito se utilizan datos del historial crediticio y técnicas estadísticas para aislar el efecto que tienen las características de los solicitantes sobre la probabilidad de pago. Con ello es posible construir una calificación que permite ordenar a los solicitantes de crédito de acuerdo con su riesgo potencial (Mester, 1997). Es decir, con la información contenida en la solicitud (y con el historial crediticio del solicitante, si estuviera disponible), los emisores aplican algún mecanismo de clasificación que permite determinar si un individuo es un buen sujeto de crédito.⁶ Sin embargo, cualquier mecanismo de identificación, implica algún riesgo de clasificar equivocadamente a los solicitantes. Esto es, los emisores pueden otorgar tarjeta a clientes que no la merecen o no concederle crédito a quienes sí lo merecen. Con base en la literatura compilada por Thomas (2000), el método más simple para construir una regla de identificación semejante es usar una función lineal de calificación, la cual podría ser Bayesiana, de análisis de discriminante o de regresión lineal. Para este artículo se utilizó un modelo Probit, que permite no solamente identificar las variables relevantes en el uso de la tarjeta de crédito, sino también clasificar a los hogares de acuerdo con la probabilidad de uso de tarjeta que sus características intrínsecas determinen. Este sistema fue utilizado antes por Grablowsky y Talley (1981).

Otra línea de investigación relevante es la de las restricciones de crédito. Este enfoque presenta dos vertientes. En la primera se intenta cuantificar, a nivel agregado, el porcentaje de personas que se encuentran restringidas. Hayashi (1985) utilizó una base de datos de corte transversal para estudiar el efecto de las restricciones de liquidez en el consumo de los hogares de los Estados Unidos. Dicho autor interpreta las estimaciones del consumo de los hogares que tienen altas tasas de ahorro como una descripción del consumo deseado cuando no existen restricciones de liquidez. Hayashi concluyó que existe una diferencia de 2.7% entre el consumo corriente observado y el deseado. Mariger (1986) estimó restricciones de liquidez usando los mismos

⁵ En inglés se denomina “credit scoring” y “credit behavior”.

⁶ En el pasado, el principal criterio para otorgar un crédito era el riesgo de caer en cartera vencida. En la actualidad los emisores también ponen atención en la rentabilidad potencial de los usuarios.

datos, pero imponiendo la condición de que la deuda de los hogares no puede exceder el valor de los activos que sirven de garantía. De esa investigación se deduce que cerca del 20% de los hogares de la muestra enfrentó restricciones de liquidez.

La segunda vertiente de la literatura se orienta a la identificación de las características microeconómicas de los clientes potenciales que no tienen acceso al crédito, es decir, que se encuentran restringidos. Jappelli (1990) encontró que los hogares restringidos tienden a ser más jóvenes, con menor ingreso y menos activos, poseen una casa en menor proporción que los no restringidos, tienen una mayor propensión a estar desempleados, a ser solteros y a pertenecer a un hogar cuyo jefe es mujer. Por su parte, Perraudin y Sorensen (1992) concluyeron que la probabilidad de obtener crédito aumenta si la persona es casada, propietaria de vivienda, vive en un suburbio y tiene un ingreso elevado. Además, estos autores encontraron que el empleo no es un determinante significativo y que la educación parece disminuir ligeramente la probabilidad de obtener un crédito. Posteriormente, Cox y Jappelli (1993) encontraron que los hogares restringidos disponen de menor ingreso y riqueza, los jefes del hogar son más jóvenes, no están casados y residen en una comunidad rural.

Recientemente se ha abierto una línea de investigación en los Estados Unidos, basada en el incremento en el crédito al consumo que se experimentó en ese país en la década pasada. En esta literatura se relaciona a la deuda de tarjeta de crédito con características de los individuos tales como el nivel de ingreso, el tipo de trabajo, etc. La idea principal detrás de estos estudios es que ha habido un aumento en la disponibilidad de crédito a través de tarjetas, de modo que aun familias de bajos ingresos han podido obtenerlas. Esto, por un lado, ha incrementado el riesgo de no-pago; por otro, ha elevado la deuda de las familias pobres haciéndolas más vulnerables. Black y Morgan (1998) se han referido a este proceso como la “democratización de las tarjetas de crédito”. Dichos autores muestran que la proporción de hogares con tarjeta en los Estados Unidos, se incrementó de 56% en 1980 a 66% en 1995 y que el nivel de riesgo del tarjetahabiente promedio ha aumentado. El tarjetahabiente actual, con respecto al de principios de la década, gana menos, debe una mayor proporción de su ingreso, tiene un trabajo menos calificado y menor antigüedad en el mismo, tiende a ser soltero y a rentar casa en lugar de ser propietario. Cabe destacar que las variables que Black y Morgan (1999) identificaron como determinantes principales del riesgo del crédito con tarjeta, resultan muy parecidas a las que se encontraron en este trabajo como determinantes de la probabilidad de uso de tarjeta de crédito.

Además del aumento en el número de hogares con tarjeta de crédito en los Estados Unidos, en muchos hogares se poseen varias tarjetas, lo cual ha elevado su límite de crédito. Gross y Souleles (2000) sostienen que el aumento en el límite de crédito ha dado lugar a un aumento inmediato y significativo de la deuda de los hogares. Bird, et. al. (1997) encuentran que entre los pobres hay un claro incremento en la tenencia de tarjeta de crédito. Por ello, no debe extrañar que el porcentaje de familias con algún tipo de deuda con tarjeta de crédito haya subido de 37% a 43% entre 1983 y 1992. El incremento del endeudamiento con tarjeta ha sido confirmado por Maki (2000) y Yoo (1997). La mayor disponibilidad de tarjetas de crédito también es demostrada por el incremento en el número de tarjetas y de transacciones con tarjeta (Yoo, 1997).

Para varios estudios se ha utilizado la misma encuesta que sirve de fuente a este trabajo⁷ con la finalidad de analizar el ahorro de los hogares en México. El más relevante para este estudio es el de Aportela (2000), en el cual se analiza el efecto de los ciclos de crédito sobre la tasa de ahorro de los hogares, considerando que el acceso a los servicios financieros se encuentra segmentado. En dicho estudio se muestra que la tasa de ahorro difiere entre los hogares que son propensos a enfrentar restricciones de crédito y los que no lo son. Usando un modelo Probit, Aportela concluyó que el acceso⁸ al crédito cambia significativamente con el nivel de ingreso y con la ubicación geográfica de los acreditados. En similar línea de investigación, Székely (1996) encontró la misma relación entre el nivel de ingreso y la tenencia de tarjeta de crédito para la encuesta de 1994.⁹ En el presente trabajo se amplía el horizonte de dichas investigaciones al introducir otras variables en la determinación del uso de tarjeta y al incorporar las encuestas más recientes. Sin embargo, la diferencia central con los estudios mencionados es la identificación de la calidad de los usuarios de tarjetas que se realiza en esta investigación.

II.1 Información Contenida en las Solicitudes de Tarjeta de Crédito.

A continuación se identifican de manera empírica las variables determinantes del uso de tarjeta. Para obtener el espectro de las variables que podrían resultar relevantes, se utilizó la información requerida en las solicitudes de crédito que requieren los emisores de tarjetas. Por medio de algún mecanismo de asignación de probabilidades de desempeño, los emisores procesan esta información y la contenida en el historial crediticio del solicitante para determinar su calidad como sujeto de crédito, en cuyo caso le otorgan la tarjeta. Es interesante destacar que las variables elegidas son las mismas identificadas en el resto de la literatura para explicar las restricciones de liquidez. En este trabajo se relacionan las preguntas contenidas en las solicitudes de múltiples emisores con las variables recabadas por la ENIGH. Posteriormente, por medio de un modelo Probit, se investiga cuáles de ellas son en efecto relevantes en la determinación del uso de la tarjeta de crédito.

En el Cuadro 1 se resume la información requerida en una muestra amplia de solicitudes de crédito de diversos emisores de tarjetas. Como se aprecia, las preguntas que recibieron más atención en las solicitudes fueron el nivel de ingreso, el tipo de ocupación, la edad, el estado civil y la tenencia de activos (casa y cuenta de banco); las preguntas acerca del nivel educativo recibieron menor atención. Esto es relevante porque en el análisis del modelo Probit, el nivel educativo resultó altamente significativo como determinante del uso de tarjeta.

⁷ La Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares. Ver la sección de descripción de datos.

⁸ Aportela identifica el acceso al crédito con el uso de tarjeta.

⁹ Székely también encontró esa relación entre el ingreso y el crédito hipotecario.

Cuadro 1. Información Requerida en las Solicitudes por los Emisores de Tarjeta de Crédito

	Datos Personales							Información de Empleo				Ingreso y otros Activos					Referencias Bancarias	
Nombre del Emisor de la Tarjeta de Crédito	Edad	Estado Civil	Género	Número de Dependientes	Tiempo de vivir en el domicilio actual	Educación	Información sobre el cónyuge	Empleo (nombre de la empresa)	Posición en el empleo	Antigüedad en el empleo	Empleo anterior	Ingreso laboral	Otros ingresos	Posesión de bienes raíces	Posesión de vivienda	Posesión de automóvil	Información de otros créditos	Cuentas bancarias
American Express	*	*	*		*		*	*	*	*	**	*	*	*	*	*	*	*
Banamex	*	*	*	*	*	*		*	*			*	*		*		*	*
Banca Serfin	*	*	*	*	*			*	*	*		*	*		*	*	*	*
Banca Promex	*	*	*	*	*		**	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Banco Bilbao Vizcaya	*	*	*	*	*			*	*	*	**	*	*	*	*	*	*	*
Banco Inverlat	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	**	*	*	*	*	*	*	*
Banco Santander	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*			*		*	*
Bancomer	*	*		*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		*	*	*	*
Bancrecer	*	*		*	*		*	*	*	*		*		*	*	*	*	*
Banorte	*	*	*	**	*		**	*	*	*	**	*	*	*	*	*	*	*
Bitel	*	*	*	**	*	*	*	*	*	*		*	*	*	*	*	*	*
Cifra WalMart	*	*	*	*	*	*	*	*	*			*	*		*	*	*	*
Ixe Banco	*	*	*	**	*		*	*	*	*	**	*	*	*	**		*	*

Fuente: directamente de las solicitudes de cada institución correspondientes a los años 1996 y 1997.

* significa que el banco hace la pregunta; **significa que el banco hace varias preguntas relacionadas.

Es importante mencionar que las variables consideradas influyen tanto sobre la oferta como sobre la demanda de crédito. Por ejemplo, el ingreso podría ser un determinante del uso en ambos sentidos, demanda y oferta; lo mismo es válido para las demás variables. Por dicho motivo se adoptó el supuesto de que las observaciones del uso del crédito son puntos de equilibrio entre oferta y demanda.

II.2 La Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH)

No existe en México, una base de datos nacional a nivel microeconómico desarrollada con fines de investigación específicamente financieros. Sin embargo, la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) contiene algunas preguntas que proporcionan información sobre el uso de tarjetas de crédito. El Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEGI) levanta la ENIGH cada dos años, recogiendo información detallada del ingreso y del gasto de miles de hogares mexicanos, a la vez que capta información socioeconómica, laboral y personal. Sin embargo, en dicha encuesta no se sigue a los mismos individuos durante varios levantamientos, sino que cada levantamiento se aplica a distintos hogares. Para este estudio, se utilizaron las ENIGH de 1994, 1996, 1998 y 2000.

La encuesta incluye dos preguntas que permiten identificar a un hogar como usuario o no de tarjeta. La primera se refiere a los gastos realizados mediante tarjeta de crédito en el periodo que cubre la encuesta (3 meses); la segunda, a los pagos efectuados para reducir el saldo de la tarjeta de crédito. Cualquier hogar con respuesta afirmativa a alguna de estas dos preguntas, se considera usuario de tarjeta.¹⁰ Aunque las preguntas no permiten identificar cual integrante del hogar es el

¹⁰ La tarjeta puede ser bancaria o comercial.

tarjetahabiente, se supone que es el jefe de familia. Por tanto, son sus características personales (edad, género, educación, etc.) las que se utilizan en el modelo.

Es importante tener en cuenta que la ENIGH no contiene información sobre *tenencia* de tarjeta (o acceso al crédito) sino sobre el *uso* de la misma. Aunque el uso y el acceso seguramente están correlacionados, es posible concebir la existencia de hogares que tenían una tarjeta de crédito pero no la usaron en el periodo de levantamiento o de hogares que pudieron haber tenido una tarjeta pero decidieron no solicitarla. Puesto que este trabajo no está orientado a analizar el tema del acceso al crédito sino a estudiar la evolución de la calidad de los usuarios de tarjeta, se ha adoptado la práctica de identificar al uso de la tarjeta con el acceso al crédito. En la siguiente sección se describen las variables de la encuesta que representan la información requerida por los emisores en las solicitudes de tarjeta de crédito.

II.3 Descripción de los Datos

Habiendo armonizado las preguntas en las solicitudes con el contenido de la encuesta, a continuación se presenta una descripción de dichas variables para los años estudiados. El Cuadro 2 contiene la estructura de uso de la tarjeta de crédito que se obtiene de las ENIGH correspondientes¹¹. Esta información revela que el uso de la tarjeta en México no solamente ha sido limitado, sino que después de la crisis bancaria ha tendido a disminuir. Para los años 1998 y 2000, resulta interesante relacionar la caída en el número de hogares que consigna la ENIGH como usuarios de tarjeta con el número de contratos de ese tipo que reportan los reguladores del sistema bancario.¹² Estos últimos indican que el número de contratos se mantuvo estable en alrededor de 7 millones. Esto puede tener dos explicaciones. La primera, que un mayor número de hogares con tarjeta no la haya usado en el periodo de la encuesta; la segunda, que aunque menos hogares dispongan de tarjeta, los usuarios posean un mayor número de ellas.

Cuadro 2. Uso de Tarjeta de Crédito

Año	No-usuarios de TC		Usuarios de TC	
	(%)1/	Hogares de la muestra	(%)1/	Hogares de la muestra
1994	89.8	990	10.2	11,825
1996	92.3	843	7.7	13,199
1998	93.2	598	6.8	10,354
2000	95.6	374	4.4	9,734

Fuente: ENIGH. 1/ Se utilizó un factor de expansión.

A continuación se proporciona una explicación de los estadísticos básicos de las variables identificadas para cada una de las encuestas. Esta información se presenta completa en el apéndice estadístico. Los cuadros contienen datos de la estructura tanto a través de grupos de usuarios y no-usuarios, como al interior de cada grupo. Por ejemplo, en el análisis a través de grupos para 1994, el 36% de los usuarios de tarjeta se ubicaba en los deciles VII al IX (clase media); sin embargo, en el análisis al interior del grupo de clase media se encontró que solamente el 12% era usuario. La idea general que se desprende de dichos cuadros, es que los

¹¹ Dado que la encuesta es representativa a nivel nacional, si se aplica el “factor de expansión” se obtiene una buena representación de la población total.

¹² Comisión Nacional Bancaria y de Valores.

tarjetahabientes tienden a vivir en zonas urbanas, gozan de ingresos altos o medios, con jefes del hogar empleados en trabajos de tiempo completo, alto nivel educativo, y poseen vivienda, automóvil y cuentas bancarias en mayor proporción que aquéllos que no usan una tarjeta. El análisis también refleja que en las encuestas sucesivas, una proporción cada vez menor de los hogares de altos ingresos, educación avanzada, urbanos y tenedores de activos son usuarios de tarjetas.

Para describir la importancia del ingreso en el uso de tarjetas de crédito, los hogares se dividieron en deciles de acuerdo con su nivel de ingreso per cápita real (base 1994).¹³ Para fines ilustrativos, los deciles fueron agrupados en cuatro categorías: extrema pobreza, deciles I y II; pobreza moderada, deciles III al VI; clase media, deciles VII al IX, y ricos, decil X.¹⁴ El análisis a través de grupos (Cuadro A1), revela que aproximadamente el 89% de los usuarios de tarjeta en 1994 pertenecía a los grupos de clase media y de ingresos altos. Esta proporción se mantuvo prácticamente constante en las encuestas subsecuentes, en las cuales estos grupos representaron el 88%, el 87% y el 92% del total de los usuarios para 1996, 1998 y 2000, respectivamente. En contraste, la contribución al total de usuarios de los grupos de pobreza moderada y extrema resultó muy reducida. Al interior de cada grupo de ingreso se observaron aspectos que complementan el panorama anterior. En el grupo de ingreso de clase media, se aprecia que en 1994 el 12% era usuario; esta proporción cayó continuamente en las encuestas siguientes alcanzando el 5% en el año 2000. Lo mismo ocurrió dentro del grupo de ricos, en donde la proporción de usuarios pasó del 52% al 24% entre 1994 y 2000. La caída en la proporción de usuarios también afectó a los pobres extremos y moderados, a pesar del limitado número de usuarios en esos grupos.¹⁵ En el apéndice se presentan los estadísticos básicos de la variable ingreso.

En términos de las características geográficas (Cuadro A2), se detectó que en el análisis de usuarios a través de grupos, los rurales han ganado importancia en las encuestas sucesivas, pasando de representar el 6% del total en 1994 al 11% en 2000. Sin embargo, en el análisis al interior del grupo rural no se apreció un aumento en la proporción de usuarios. Al interior del grupo urbano, sin embargo, se hizo evidente que mientras en 1994 el 16% de los hogares urbanos usó una tarjeta, para 2000 solamente el 6% lo hizo.

En lo que respecta al empleo (Cuadro A3), el análisis a través de grupos reveló un ligero deterioro en la proporción de usuarios que están ocupados frente a los desocupados. Sin embargo, los primeros siguen representando cerca del 85% del total de usuarios. Algo similar puede decirse de los tarjetahabientes con empleos formales y empleos de tiempo completo: han perdido algo de terreno frente a los informales y de tiempo parcial, pero siguen representado la mayoría (los empleados formales constituyen alrededor del 55% del total y los de tiempo completo alrededor del 73%). En el análisis al interior de los grupos se observó que todos los tarjetahabientes,

¹³ Ver la definición de “per cápita” en la sección del modelo Probit.

¹⁴ Cabe aclarar que en el modelo Probit, el ingreso se introdujo como variable continua.

¹⁵ Como se indica en la sección IV, en la estimación del modelo se utilizó al ingreso como variable continua; sin embargo, se realizaron otros ejercicios introduciendo al ingreso como variable discontinua, usando la clasificación descrita aquí. Lo relevante de esos ejercicios es que pasar del nivel de extrema pobreza al nivel de pobreza moderada no afecta la probabilidad de uso de manera significativa. Lo que resulta muy importante en cuanto al uso de tarjeta es pasar del grupo de ingreso más bajo al de clase media y al grupo de ricos. Ver nota 25.

empleados y desempleados, formales e informales, de tiempo completo y parcial, han reducido el uso de su tarjeta.

En cuanto a las características personales de los jefes de los hogares con tarjeta (Cuadro A4), el análisis a través de grupos mostró que alrededor del 85% de los usuarios son varones, proporción que se ha mantenido en las distintas encuestas. En el análisis al interior de grupos, se apreció que tanto la proporción de usuarios hombres como mujeres, han tendido a caer rápidamente. En lo que se refiere a la edad, los usuarios se concentran entre los 30 y los 55 años. Esto no ha cambiado a través de las encuestas, excepto que el grupo de mayores de 55 años ha ganado terreno a expensas de los menores de 30. En cuanto al panorama al interior de cada grupo, se encuentra que en todos los grupos se ha reducido el uso de la tarjeta. La edad se utilizó como variable continua para la estimación y los estadísticos básicos correspondientes se reportan en el apéndice. En términos del estado civil de los usuarios, el análisis evidenció que más del 75% son casados, alrededor de 7% solteros y cerca de 4% divorciados. Estas proporciones han permanecido estables a través de las encuestas.

Como se muestra en el Cuadro A4, en el análisis a través de grupos, aquéllos con educación superior representaron el 48% de los usuarios en 1994, aumentando esa proporción a 66% para el año 2000. Los tarjetahabientes con escolaridad de secundaria constituyeron alrededor del 15% del total a través de las encuestas. Sin embargo, la participación de los que cuentan con preparatoria se redujo de 11% en 1994 a 6% en 2000. En el análisis al interior de cada grupo se apreció una fuerte caída en el uso de tarjeta en todos los niveles educativos. De esta forma, al interior del grupo de educación superior, en 1994 el 44% usaba tarjeta y para el año 2000 solamente el 21% de los jefes del hogar con educación superior lo hacía. Algo similar ocurre con los demás grupos. Es interesante destacar la importancia que tiene la educación en cuanto al uso de la tarjeta porque revela que ello puede requerir de un grado de sofisticación elevado.

Finalmente, la variable *propiedad de activos* se presenta en el Cuadro A5. El análisis a través de grupos de usuarios, indica que en 1994 el 75% de los usuarios tenía automóvil, proporción que cayó en 1996 pero se recuperó en las encuestas siguientes. Algo similar ocurrió con la tenencia de casa. Sin embargo, la proporción del total de usuarios que contaba con una cuenta bancaria se elevó persistentemente a través de las encuestas. En el análisis al interior de cada grupo se aprecia que hubo una reducción importante de la proporción de usuarios tanto en el grupo de aquéllos que tenían un automóvil como los que poseían una casa.

III.1 El Modelo Probit.

En esta sección se presenta un modelo Probit para identificar la relevancia en la determinación del uso de la tarjeta de cada una de las variables contenidas en las solicitudes. En el siguiente cuadro se presenta la descripción y el signo esperado de las variables incluidas en el modelo Probit, empezando con la variable dependiente dicotómica que es el uso de la tarjeta de crédito.¹⁶ En general, dichos signos corresponden a los que se han encontrado en los estudios ya mencionados en la revisión de la literatura sobre el tema.

¹⁶ Para la estimación se eliminaron algunas observaciones debido a que la información de las variables relevantes no se encontraba disponible; se excluyeron también algunos hogares cuyo nivel de ingreso se consideró extremo.

Cuadro 3. Descripción de las Variables

Nombre de la variable (x)	Descripción	$\frac{dy}{dx}$
Variable Dependiente Uso de tarjeta de crédito: <i>tarjcre</i>	Variable cualitativa (dummy): 1 si el hogar ha usado tarjeta y 0 si no.	
Ingreso ¹⁷ : <i>ing</i>	Se utilizó el ingreso real per cápita base 1994 como variable continua. Los miembros del hogar fueron ponderados como sigue: 1 para los mayores de 18 años; 0.5 para los mayores de 65 años y para los niños entre 13 y 17 años; 0.3 para los niños entre 7 y 12 años; y 0.2 para los niños menores de 6 años.	>0 (se vuelve más importante mientras mayor sea el ingreso)
<i>ing_2</i>	Se incluyó el ingreso real per cápita al cuadrado. ¹⁸	incierto
Localización geográfica: <i>Drural</i>	Variable dummy: 0 si el hogar es rural (menos de 15,000 habitantes) y 1 si es urbano (más de 15,000 habitantes).	>0
Edad: <i>edad</i>	Se incluyó la edad del jefe del hogar como variable continua.	>0 (aumenta conforme aumenta la edad)
<i>edad_2</i>	Se incluyó la edad al cuadrado para capturar efectos no-lineales.	incierto
Género: <i>gen</i>	Variable dummy: 1 si el jefe del hogar es hombre y 0 si es mujer.	>0
Nivel de educación: <i>edu</i>	Se introdujeron los siguientes cinco niveles de educación (variables dummies): sin educación básica, primaria, secundaria, preparatoria, educación superior y postgrado. Para la estimación se excluye al grupo de menor educación.	>0 (aumenta conforme aumenta la educación)
Estado civil: <i>edo_civi</i>	Variable que toma los siguientes valores: 1 para unión libre, 2 para casado, 3 para separado, 4 para divorciado, 5 para viudo y 6 para soltero. Esta variable no está disponible para 1994.	incierto
Empleado/desempleado: <i>PEAocuj</i>	Variable dummy: 1 si el jefe del hogar está empleado y 0 si no lo está.	>0
Formal/informal: <i>oc_Form</i>	Variable dummy: 1 si el jefe del hogar trabaja en el sector formal y 0 si no lo hace.	>0
Tiempo completo/medio: <i>oc_tcom</i>	Variable dummy: 1 si el jefe del hogar trabaja tiempo completo y 0 si lo hace por medio tiempo.	>0
Posesión de vehículo: <i>vehic</i>	Variable dummy: 1 si el hogar tiene vehículo propio y 0 si no lo tiene.	>0
Posesión de casa: <i>casa</i>	Variable dummy: 1 si el hogar tiene casa propia y 0 si no la tiene.	>0
Activos financieros: <i>accesfin</i>	Variable dummy: 1 si el hogar tiene cuentas bancarias, inversiones o cuentas de ahorro y 0 si no las tiene.	>0

Los coeficientes estimados en el modelo Probit identifican a las variables significativas y permiten asignar una calificación a los usuarios y no-usuarios de tarjeta, de acuerdo con sus características. El procedimiento para asignar dicha calificación se explica en detalle más adelante. Sin embargo, los coeficientes que resultaron del Probit, no son los efectos marginales que usualmente se obtienen.¹⁹ Es decir, para obtener el cambio en la probabilidad de uso de la tarjeta ante una modificación en alguna de las variables explicativas es necesario realizar una transformación del modelo. Para este cálculo, se mantiene constante el nivel del resto de las

¹⁷ Conviene señalar que se realizaron diversos ejercicios con las especificaciones del ingreso, como se explica en la nota 26.

¹⁸ El uso de tarjeta debe de estar relacionado positivamente con el ingreso, al menos inicialmente, pues los hogares tienen más acceso al crédito conforme aumenta su ingreso. Sin embargo, esta relación puede debilitarse para niveles de ingreso muy altos. De ahí que se introduzca también el ingreso al cuadrado (Mester y Calem, 1995)

¹⁹ Ver Green, 1990.

variables independientes en sus respectivos niveles medios.²⁰ Cuando la variable independiente es dicotómica, el procedimiento usual consiste en evaluar al modelo asignando valores de 1 y 0 a dicha variable, para luego obtener la diferencia. Esa diferencia representa el cambio en la probabilidad de uso. En este trabajo se comparan los efectos marginales para las distintas encuestas analizadas.

La calificación de cada usuario se asigna por medio del cálculo de la probabilidad estimada de uso; es decir, dados los coeficientes de cada variable estimados mediante el modelo Probit, se obtiene la probabilidad estimada de uso para cada hogar dadas sus características. En otras palabras, la probabilidad estimada de uso resume en una calificación única la combinación de variables de cada hogar en particular. Formalmente, la calificación para los individuos de cada encuesta se obtiene mediante la siguiente fórmula:

$$\hat{y}_i = \int_0^{x_i' \hat{b}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(x_i' \hat{b})} dx$$

en donde $\hat{y}_i$ es la probabilidad estimada de uso de tarjeta del individuo (u hogar) i , x_i es el vector de características intrínsecas de ese individuo y $\hat{b}$ es el vector de coeficientes que se estima a través del Probit.

La calificación obtenida, que es la probabilidad de uso de la tarjeta, puede interpretarse como un indicador ex-ante de la calidad crediticia del hogar. Ello, por varias razones. Antes de conceder el crédito, los emisores solamente contaban con la información de los deudores incluida en las solicitudes.²¹ Sobre la base de esta información y de algún mecanismo de ponderación de esas variables, cada emisor decidió conceder crédito a algunos individuos. Sin duda, todos aquéllos que aparecieron como usuarios en las encuestas, en su momento fueron identificados como sujetos de crédito. La importancia de una identificación correcta de los buenos y malos sujetos de crédito indica que, en general, los usuarios de crédito deberían ser de mayor calidad que los no-usuarios, a pesar de los inevitables errores al clasificar a las personas. En la medida en que el modelo Probit que se utiliza en esta investigación permite separar correctamente a los usuarios de los no-usuarios, el modelo debe reproducir las evaluaciones que efectuaron los emisores al conceder las tarjetas. Por tanto, a pesar de no representar la probabilidad de pago observada, la calificación puede interpretarse como un indicador ex-ante de la calidad de los usuarios. Desde esta perspectiva, la calidad ex-ante de los usuarios quedaría definida por el nivel de ingreso, la ubicación geográfica, el nivel educativo, la posesión de activos (automóvil y casa, en particular), el tipo de trabajo (formal, tiempo completo), el estado civil, el género y la edad.

Desde el punto de vista de los emisores de tarjetas, se esperaría que los usuarios y no-usuarios se concentraran en niveles de calificación altos y bajos. Esta expectativa queda representada en la Gráfica 1. En esa gráfica se aprecia que al otorgar tarjetas es posible que se cometan dos tipos de errores: conceder crédito a individuos con baja calificación (error tipo I) y no proveerlas a individuos con alta calificación (error tipo II). La comisión de estos errores depende de la determinación de una cierta calificación óptima o *valor de corte* que defina quiénes son sujetos de crédito y quiénes no. Los individuos que recibieron tarjeta a pesar de tener una calificación

²⁰ Esto es lo que se denomina Dprobit.

²¹ Para este razonamiento se está suponiendo que uso es igual a acceso al crédito.

inferior al corte, forman parte del error tipo I. Los individuos que no usen tarjeta a pesar de poseer una calificación superior al corte, conforman el error tipo II.

Gráfica 1. Distribución de Frecuencias de la Calidad de Usuarios: Caso Hipotético

Además de representar la calidad crediticia ex-ante de los individuos, la calificación permite evaluar la capacidad predictiva del modelo. Para ello es necesario empalmar la variable dependiente que es dicotómica, con la calificación que resulta del propio modelo, que es continua. El valor de corte permite realizar dicho empalme, pues el modelo predice como usuarios a los individuos con una calificación superior al corte y como no-usuarios a los que registren una calificación inferior. Es decir, en términos de la variable dependiente dicotómica, a los individuos con una calificación por arriba del corte les corresponde un valor de 1, indicativo de que son usuarios de tarjeta. A los individuos con valor inferior al corte se les asigna un valor de 0 en la variable dependiente, lo cual significa que no son usuarios de tarjeta. Esto se expresa formalmente de la siguiente manera:

$$\hat{y}_i < \hat{y}^* \Rightarrow \hat{y}_i = 0$$

$$\hat{y}_i \geq \hat{y}^* \Rightarrow \hat{y}_i = 1$$

en donde $\hat{y}^*$ es el valor de corte de la probabilidad estimada que se haya seleccionado.

Usualmente en los modelos Probit el corte se establece en una probabilidad de 0.5; sin embargo, este es un mecanismo exógeno que no revela las características de la muestra. En el presente trabajo se calculó un valor de corte endógeno, por medio de la identificación de la calificación que maximiza la predicción correcta de ceros y unos. Es decir, el valor de corte utilizado maximiza la proporción correctamente predicha de usuarios y no-usuarios.²² Por tanto, el valor de corte resume en un número único las características de las distribuciones de frecuencias de usuarios y no usuarios a partir de la muestra original. En la Gráfica 1 se representa un cierto valor de corte. Conviene observar que, para una distribución dada, al mover el corte óptimo hacia la izquierda, se incrementa la proporción de usuarios (y se reduce la proporción de no-usuarios) correctamente predicha. En contraste, cuando el corte se mueve a la derecha, se eleva la proporción de no usuarios (y se reduce la de usuarios) correctamente predicha. También conviene notar que para una muestra dada, el valor absoluto del corte es irrelevante; lo único que importa es que el corte identifique correctamente a los usuarios y a los no-usuarios.

²² La función que resulta de sumar las proporciones de usuarios y no-usuarios correctamente predichos es cóncava, por lo que siempre tiene un máximo.

Como se ha indicado, el valor de corte permite analizar la manera en que se han otorgado las tarjetas, por medio de la cuantificación de los errores tipo I y II. Cabe destacar que el valor de corte óptimo utilizado en este estudio, minimiza la suma de las proporciones de errores cometidos. Es necesario indicar también que el error que resulta más relevante tanto para los reguladores como para los emisores de tarjetas es el de tipo I, pues afecta los resultados de los emisores. El error tipo II afecta las ganancias potenciales, pero al cometerlo los emisores no incurren en pérdidas.²³

El análisis descrito permite identificar las variables significativas y obtener calificaciones para los individuos en cada muestra particular. Sin embargo, el objetivo de este trabajo consiste en comparar la calidad de los usuarios a través de las distintas muestras. Para ello, podría realizarse una *comparación directa* de las distribuciones de frecuencias relativas de las calificaciones que surgen de cada encuesta. Por tanto, si una muestra contiene una mayor proporción de usuarios con alta calificación que otra, la primera es de mayor calidad que la segunda. No obstante, la comparación directa es incorrecta porque su validez dependería de que se sostuvieran varios supuestos que claramente no se cumplen. El primero, es que los *criterios* o el conjunto de variables explicativas del uso de tarjetas en 1994 fueran los mismos durante los años posteriores. Esto es bastante dudoso, ya que después de la crisis se desarrollaron instituciones y regulaciones que alteraron la manera en que los bancos concedían las tarjetas. Por ejemplo, la formación de Sociedades de Información Crediticia posterior a 1995, proporcionó un elemento de información para los emisores con el cual no contaban anteriormente. Además, la propia regulación obligaba a los emisores a obtener el historial crediticio del cliente antes de otorgar una tarjeta, por lo que el proceso de decisión de los emisores se alteró. Por otro lado, la propia evolución de la cartera de crédito proporciona información sobre los criterios utilizados para conceder el crédito; es improbable que esos criterios no se hayan modificado luego de la crisis. El segundo supuesto es que las *condiciones* o factores macroeconómicos –no incluidos como variables explicativas en ninguna de las muestras– permanecieron constantes a través del tiempo. Este supuesto tampoco se cumple. El monto disponible de crédito o la tasa de interés aplicable a la tarjeta se modificaron de manera muy significativa entre 1994 y 2000. Dado que estos supuestos no se sostienen, la comparación directa resultaría incorrecta.

Un mecanismo alternativo para una comparación apropiada de la calidad de los usuarios entre muestras, sería realizar una estimación combinando todas las encuestas en una sola muestra. La *estimación combinada* de las cuatro muestras permite homogenizar las condiciones de crédito y los criterios utilizados a través de las encuestas. Además, este mecanismo hace evidente la falta de validez de la comparación directa pues en la estimación se incluyen entre las variables explicativas, dummies para cada encuesta. Si los coeficientes de dichas dummies resultan

²³ El análisis planteado supone que todos los poseedores de tarjeta de crédito la utilizaron. Sin embargo, las encuestas, solamente permiten identificar a los usuarios pero no a los tenedores. Por tanto, lo que se puede establecer con certeza son valores mínimos para el error tipo I y máximos para el error tipo II. Es decir, aquellos individuos con una probabilidad de uso menor que el corte, que de todos modos utilizan su tarjeta en una muestra particular, representan el mínimo número de usuarios que no deberían haber sido usuarios; es posible que haya otros usuarios de mala calidad que posean una tarjeta y que no la hayan usado en el periodo. De manera similar, aquellos individuos que no hayan usado la tarjeta a pesar de contar con un nivel de calidad por encima del corte, representan el máximo número de no-usuarios de alta calidad. Es posible que algunos individuos que aparecen contenidos en el error tipo II, tengan tarjeta y no la hayan usado. Por tanto, los niveles que se reportan deben tomarse como el piso del error tipo I y el techo del error tipo II.

significativos –como es el caso- entonces las condiciones de crédito, las tasas de interés y tal vez los criterios para conceder las tarjetas habrán cambiado a través del tiempo. Los coeficientes únicos resultantes de la estimación combinada se utilizan para estimar la calificación de cada individuo en la muestra correspondiente a cada año. La calificación individual queda corregida por el coeficiente de la variable dicotómica correspondiente a cada encuesta particular. Dicho coeficiente representa la ordenada al origen de cada encuesta, es decir, la probabilidad promedio de uso de cada encuesta en particular. Además de permitir una comparación justa entre las encuestas, este procedimiento tiene la virtud de incorporar toda la información disponible. Así, formalmente, la calificación de cada individuo se obtiene de la siguiente manera:

$$\hat{y}_i^j = \int_0^{x_i^j \cdot \mathbf{b}^{com} + \mathbf{d}(\text{dummy}_j)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(x_i^j \cdot \mathbf{b}^{com} + \mathbf{d}(\text{dummy}_j))} dx$$

en donde $\mathbf{b}^{com}$ es el vector único para todas las encuestas de coeficientes de las variables individuales; $\mathbf{d}$ es el vector de coeficientes de las variables dicotómicas que representan al año de cada encuesta; y dummy_j es la variable dicotómica del año j.

Una alternativa a la comparación descrita consiste en estimar las calificaciones de todas las muestras, sobre la base de los coeficientes obtenidos para una muestra dada, denominada base. El mantenimiento de los coeficientes de la muestra base permite aislar las características de los individuos como explicación del uso del crédito, eliminando los efectos exógenos que pudieran distorsionar la comparación. Formalmente, la estimación es la siguiente:

$$\hat{y}_i^j = \int_0^{x_i^j \cdot \mathbf{b}^h} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(x_i^j \cdot \mathbf{b}^h)} dx$$

en donde i identifica al individuo, j es el año de la encuesta en la que se encuentra dicho individuo y h es el año base. Cuando j=h el resultado de la encuesta obtenido originalmente no se altera. Bajo estas condiciones es posible calcular los niveles de corte óptimo y los errores que se cometen en cada muestra. En la siguiente sección se presentan los resultados de los ejercicios descritos.

IV.1 Resultados de la Aplicación del Modelo Probit

En el Cuadro 4 se presentan los cambios marginales²⁴ derivados de la aplicación del modelo Probit a todas las encuestas. De ese ejercicio conviene destacar varios elementos generales. En primer lugar, los signos de los coeficientes resultaron los esperados en casi todos los casos; en aquéllos en los que el signo resultó equivocado, como tener empleo y el género, la variable no fue significativa.²⁵ En segundo lugar, las variables que sí resultaron significativas en la primera encuesta lo fueron también en las demás; esto es evidencia de la solidez de las estimaciones. En tercer lugar, además del ingreso y de la ubicación geográfica, el nivel educativo y la posesión de activos resultaron muy significativos. En contraste, estar empleado no siempre resultó significativo (aunque tener una ocupación formal si lo fue) al igual que el género y el estado civil (excepto en 2000). Finalmente, los coeficientes marginales de las variables significativas

²⁴ Ver la sección del modelo para la definición de cambios marginales.

²⁵ Excepto en el caso de la tenencia de empleo en 1998, cuando resultó negativa y significativa al 5%.

tendieron a reducirse en las encuestas sucesivas. Como se explica más adelante, esto se relaciona con la progresiva reducción de la proporción de usuarios en las encuestas.

Cuadro 4. Resultados del Probit

	1994 dy/dx	1996 dy/dx	1998 dy/dx	2000 dy/dx
ing	1.15E-05 *** (8.54E-07)	9.84E-06 *** (9.51E-07)	8.59E-06 *** (8.54E-07)	4.27E-06 *** (5.30E-07)
ing_2	-2.02E-10 *** (2.01E-11)	-2.13E-10 *** (3.42E-11)	-1.58E-10 *** (2.36E-11)	-7.05E-11 *** (1.15E-11)
Drural*	0.0316 *** (0.004)	0.0242 *** (0.003)	0.0240 *** (0.004)	0.0118 *** (0.003)
PEAocuj*	-7.1E-03 (0.006)	-6.0E-03 (0.006)	-1.2E-02 * (0.007)	-4.8E-04 (0.004)
oc_Form*	0.0086 ** (0.004)	0.0132 *** (0.004)	0.0065 * (0.004)	0.0047 ** (0.003)
oc_tcom*	0.0067 * (0.004)	0.0008 (0.004)	0.0018 (0.004)	0.0003 (0.003)
gen*	-0.0038 (0.005)	-0.0042 (0.006)	0.0030 (0.005)	-0.0081 ** (0.005)
edad	0.0036 *** (0.001)	0.0027 *** (0.001)	0.0024 *** (0.001)	0.0015 *** (0.000)
edad_2	-3.31E-05 *** (6.46E-06)	-2.30E-05 *** (6.11E-06)	-2.17E-05 *** (6.43E-06)	-1.30E-05 *** (4.66E-06)
lgedu_2*	0.0157 *** (0.005)	0.0122 ** (0.005)	0.0117 ** (0.006)	0.0069 * (0.004)
lgedu_3*	0.0400 *** (0.009)	0.0324 *** (0.008)	0.0333 *** (0.008)	0.0157 *** (0.006)
lgedu_4*	0.0641 *** (0.014)	0.0605 *** (0.013)	0.0353 *** (0.012)	0.0238 *** (0.010)
lgedu_5*	0.1180 *** (0.016)	0.1126 *** (0.016)	0.0839 *** (0.015)	0.0673 *** (0.014)
edo_civi		-0.0002 (0.001)	-0.0015 (0.001)	-0.0023 ** (0.001)
vehic*	0.0360 *** (0.005)	0.0267 *** (0.004)	0.0226 *** (0.004)	0.0123 *** (0.003)
vivprop*	0.0076 ** (0.003)	0.0051 * (0.003)	0.0066 ** (0.003)	0.0062 *** (0.002)
accesfin*	-0.0022 (0.011)	0.0347 *** (0.016)	0.0157 (0.013)	0.0167 (0.016)

El primer paso fue identificar las variables significativas para explicar el uso de tarjeta de crédito de acuerdo con la ENIGH de 1994. Como ha señalado Aportela (2000), el ingreso y la ubicación geográfica resultan determinantes en el acceso al crédito. Para 1994, un incremento en el ingreso de 10 mil unidades a partir del ingreso promedio (real base 1994) de \$2,022.82, se hubiera traducido en un aumento de 11 puntos porcentuales (pp) en la probabilidad de uso. La especificación²⁶ que se utiliza incluye el ingreso al cuadrado. Así, esta variable resultó significativa, con signo negativo y con un coeficiente muy pequeño. Esto se interpreta como que, en principio, partiendo del nivel de ingreso promedio, aumentos en las percepciones elevan la probabilidad de uso de tarjeta. Sin embargo, ese efecto se debilita para niveles de ingreso muy elevados. En lo que se refiere a la ubicación geográfica, un movimiento del campo a la ciudad aumenta la probabilidad de uso de la tarjeta en 3 pp.

²⁶ En los ejercicios que se reportan se estableció el ingreso como variable continua; sin embargo, se intentaron también otras especificaciones. En primer lugar, se formaron cuatro grupos de ingreso y se introdujeron como variables dicotómicas. En segundo lugar, se incluyó el ingreso dividido por deciles, tomando al ingreso medio como el nivel de ingreso de los individuos en ese decil. Los resultados fueron cualitativamente similares. Por tanto, se optó por introducir al ingreso como variable continua para utilizar la totalidad de la información disponible.

Siguiendo con la encuesta de 1994, la educación resultó muy relevante para determinar el uso de tarjeta. Al pasar del nivel educativo más bajo al más alto, la probabilidad de uso se incrementó en cerca de 12 pp. Este resultado es importante porque la educación no ha sido incluida en muchas de las solicitudes de los emisores de tarjeta de crédito; es decir, podría pensarse en que la educación es un factor que explica el uso de tarjeta del lado de la demanda más que de la oferta de crédito. La importancia de la educación sugiere que en dicho mercado ocurre un proceso de auto-selección pues son los más educados los que más demandan ese servicio. Podría pensarse también en que para utilizar una tarjeta de crédito se requiere de un cierto grado de sofisticación el cual se adquiere con mayor educación.

Continuando con la encuesta de 1994, poseer un automóvil elevó la probabilidad de uso en 3 pp, mientras que tener una casa aumentó la probabilidad en cerca de 1 pp. Por otra parte, disponer de cuentas en un banco no resultó significativo. Sorprendentemente, contar con un empleo no resultó significativo y la variable registró el signo equivocado. Tener una ocupación formal (significativo al 5%) y un trabajo de tiempo completo (significativo al 10%) aumentaron la probabilidad de uso en menos de 1 pp, respectivamente. Por otra parte, tanto la edad como la edad al cuadrado resultaron significativas. Esta última mostró un signo negativo indicando que, luego de un cierto límite, una mayor edad reduce la probabilidad de uso de tarjeta. Vale la pena destacar que los coeficientes de la edad y de la edad al cuadrado resultaron muy pequeños. De este modo, un aumento en la edad, a partir de la edad promedio de 45 años, eleva la probabilidad de uso en menos de 1 pp. Finalmente, aunque la variable género no resultó significativa, el signo registrado fue contrario al esperado. La encuesta de 1994 no contiene información sobre el estado civil del tarjetahabiente por lo cual no se incluyó en el modelo.

En términos de las variables que mostraron ser significativas en las demás encuestas, los resultados fueron similares. Ello significa que las variables determinantes se mantienen a través del tiempo. Sin embargo, como se aprecia en el Cuadro 4, los coeficientes marginales han tendido a decrecer en cada encuesta sucesiva. Por ejemplo, mientras que en 1994 un incremento en el ingreso de 10 mil unidades, a partir del ingreso promedio, se tradujo en un aumento de la probabilidad de uso de 11 pp; para 1996 el mismo incremento cambió la probabilidad en 9 pp. Para 1998 y para 2000 el aumento resultante en la probabilidad fue de 8 y 4 pp, respectivamente. En cuanto al efecto sobre la probabilidad de uso por pasar de una población rural a una urbana, el efecto en 1994 fue un aumento de 3 pp. Para 1996 y 1998 el aumento resultó de 2 pp, y para 2000 de solamente 1 pp. Las variables educativas registraron el mismo efecto. En la encuesta de 1994 el paso del nivel de educación más bajo al más alto incrementó la probabilidad de uso en 11 pp, efecto que se mantuvo en la encuesta de 1996. Sin embargo, para 1998 y 2000 el efecto de ese cambio disminuyó a 8 y 7 pp, respectivamente.

La reducción del conjunto de los coeficientes marginales se explica porque, en las encuestas sucesivas, la proporción de usuarios de tarjeta cayó. Es decir, el modelo Probit logró identificar la probabilidad de uso al interior de cada encuesta; al reducir la proporción de usuarios y, consecuentemente, aumentar la de no-usuarios, la probabilidad de uso general disminuyó. Así, las variables explicativas, aún las que resultaron significativas a través de las encuestas, cada vez explican menos el uso de tarjeta de crédito. Esto es evidencia de que la comparación directa de los coeficientes marginales entre encuestas no parece apropiada pues los coeficientes son específicos a la muestra de que se derivan.

Resulta interesante comparar los resultados recopilados en el Cuadro 4 con los que se han obtenido de la literatura respecto a las restricciones de crédito para otros países. La comparación es importante porque la tarjeta es tal vez el tipo de crédito formal más accesible. Jappelli (1990), indica que el acceso al crédito está positivamente relacionado con el ingreso, la tenencia de activos y la edad. Esto es, resultados similares a los que se encuentran para el uso de tarjeta de crédito en México. Sin embargo, Jappelli indica que las mujeres, los solteros y los desempleados son los más restringidos; no obstante, esos factores no parecen ser relevantes para el caso mexicano. Cox y Jappelli (1993) indican que los individuos que viven en comunidades rurales están más restringidos, lo que coincide con el caso mexicano. Finalmente, Perraudin y Sorensen (1992) sugieren que el tipo de empleo no es un determinante significativo en el acceso al crédito y que la educación parece estar inversamente correlacionada con el acceso. En este estudio se confirma el primer resultado, pero el segundo se contradice.

IV.2 Comparación de las Calificaciones entre Encuestas

Esta sección contiene la comparación que se ha realizado en este trabajo de los usuarios de tarjeta de acuerdo con su calidad. Para que la comparación fuera adecuada, fue necesario tomar en cuenta dos fenómenos. En primer lugar, los coeficientes de cada encuesta y, por ende, las calificaciones que se derivan, dependen de la proporción de usuarios en cada muestra. En segundo lugar, en cada uno de los años en que se levantaron las encuestas, existieron factores externos distintos a las características individuales de las personas, que afectaron indudablemente el uso de tarjeta. Entre ellos cabe resaltar: las condiciones prevalecientes de crédito, las tasas de interés y las instituciones y mecanismos regulatorios. Para que la comparación entre las encuestas pueda ser válida se requiere eliminar estos efectos para concentrarse en las variables relativas a las características de los individuos y hogares. Para ello, se plantearon dos metodologías. La primera estribó en conjuntar las cuatro encuestas y realizar la estimación de los coeficientes comunes. Con estos coeficientes ya fue posible obtener las calificaciones de los individuos para cada muestra específica. La segunda consistió en tomar los coeficientes de una muestra en particular (la muestra base) y aplicarlos a las características de los individuos en las demás muestras. Ambos mecanismos dieron aproximadamente los mismos resultados. Finalmente y con fines ilustrativos, se presentan los resultados que se obtienen si no se mantienen constantes los factores exógenos (comparación directa); como se verá, de este último ejercicio se deriva un resultado contra-intuitivo.

IV.2.1 Comparación sobre la Base de la Estimación de una sola Muestra Combinada.

El primer mecanismo que se presenta sirvió para eliminar el efecto de los factores exógenos por medio de una estimación Probit de los coeficientes combinando las encuestas en una sola muestra²⁷, e incluyendo una variable dicotómica para cada encuesta. Este procedimiento permitió estimar los efectos promedio de las variables incluidas sobre la probabilidad de uso, a través de los años estudiados. Al realizar la estimación en una sola muestra fue posible uniformar las condiciones de crédito; sin embargo, los coeficientes de las variables dicotómicas de las encuesta capturan las diferencias entre los factores exógenos ocurridos en cada año. Como se explicó en la sección en que se presenta el modelo, las calificaciones se obtuvieron aplicando los coeficientes

²⁷ En inglés se denomina “pooling”.

de la muestra individual a las características individuales y sustituyendo esto en la fórmula de la normal estándar para obtener una probabilidad de uso. En este caso, además de las características de los individuos, para la calificación se tomó en cuenta el coeficiente de la variable dicotómica correspondiente a cada encuesta.

El Cuadro 5 contiene los coeficientes marginales provenientes de la estimación combinada. Dos elementos destacan en dicho cuadro. El primero es que las variables dicotómicas que representan a cada encuesta, resultaron significativas. Puesto que la encuesta excluida por la estructura de las variables dicotómicas fue la correspondiente al año de mayor disponibilidad de crédito, que fue 1994, el signo de las dicotómicas de las otras muestras resultó siempre negativo. Además, el coeficiente fue cada vez más negativo en las encuestas siguientes, indicando una caída en la probabilidad de crédito no imputable a las características de los individuos sino a las condiciones exógenas. De este modo, al pasar de 1994 a 2000, la probabilidad de uso de la tarjeta se redujo en 2.4 p.p. Es decir, para un individuo con exactamente las mismas características, las condiciones del crédito hicieron que en 2000 la posesión y el uso de una tarjeta de crédito fuese 2.4 p.p. menos probable que en 1994. El segundo elemento a destacar es que el grupo de variables significativas resultó básicamente el mismo que en las estimaciones de las encuestas individuales. Una vez más, la variable de empleo apareció con el signo equivocado y en esta estimación resultó significativa al 5%.

Cuadro 5. Resultados del Probit con la Muestra Combinada

	dy/dx
ing	8.25E-06 *** (3.81E-07)
ing_2	-1.46E-10 *** (9.72E-12)
Drural*	0.0226 *** (0.002)
PEAocuj*	-0.0060 ** (0.003)
oc_Form*	0.0084 *** (0.002)
oc_tcom*	0.0024 (0.002)
gen*	-0.0011 (0.002)
edad	0.0026 *** (0.000)
edad_2	0.0000 *** (0.000)
lgedu_2*	0.0123 *** (0.003)
lgedu_3*	0.0315 *** (0.004)
lgedu_4*	0.0484 *** (0.006)
lgedu_5*	0.0978 *** (0.008)
vehic*	0.0247 *** (0.002)
vivprop*	0.0068 *** (0.001)
accesfin*	0.0157 *** (0.007)
D1996*	-0.0049 *** (0.002)
D1998*	-0.0123 *** (0.001)
D2000*	-0.0241 *** (0.001)

Esta estimación permitió asignar calificaciones a los individuos de cada encuesta. La Gráfica 2 contiene las distribuciones de frecuencias relativas a los usuarios y no-usuarios de tarjeta de acuerdo con sus calificaciones individuales. Como se aprecia, la distribución de frecuencias de las calificaciones para 1994 resultó muy cercana a la presentada en la Gráfica 1. En otras palabras, los usuarios de tarjeta tienden a concentrarse en los niveles de alta calidad (calificación arriba del corte), mientras que los no-usuarios se encuentran ubicados en el segmento de baja calidad (calificación por abajo del corte). En las gráficas siguientes se observa que la distribución de frecuencias de los no-usuarios ha permanecido casi constante a través de los años. En contraste, a partir de 1996 y hasta el año 2000, la distribución de frecuencias relativas de los usuarios parece haberse alterado primero negativamente (en 1996 una proporción creciente de los usuarios quedó ubicada en intervalos de baja calificación) y luego positivamente (a partir de 1998, una mayor proporción de usuarios se ubicó en intervalos de alta calificación).

Gráfica 2. Distribución de Frecuencias de la Calidad de Usuarios: Muestra Combinada

Varios elementos confirman los resultados que se observan en las gráficas anteriores. En primer lugar, la calidad promedio de los usuarios pasó de 0.34 en 1994 a 0.26 en 1996 (Cuadro 6). Sin embargo, a partir de 1998, dicha calificación se elevó, ubicándose en el año 2000 en 0.36. La mejoría en la calidad de los usuarios puede observarse también en el grupo de individuos que registraron una calificación superior a 0.50 en las distintas encuestas. El 0.50 es un corte que usualmente se establece para verificar las predicciones de los modelos Probit. Aquellos individuos con una calificación por encima de ese límite se consideraron como usuarios; aquellos que obtuvieron una calificación inferior a 0.5 se consideraron no-usuarios. Utilizando ese criterio, para 1994 el 25.5% de los usuarios registró calificaciones por arriba de 0.50; para 1996 esa proporción cayó a solamente 13.8%. En 1998 tuvo lugar una recuperación pues el 18.9% de los

usuarios obtuvo una calificación superior a 0.50. La recuperación continuó en 2000 cuando el 28.1% de los usuarios superó la calificación de 0.50.

Varios factores explican esta evolución. El deterioro de 1994 a 1996 se relaciona con el hecho de que algunas de las características de los usuarios (como el ingreso, la tenencia de activos y el empleo) empeoraron luego de la crisis; sin embargo, los usuarios conservaron sus tarjetas por algún tiempo. Así, a pesar de que existió una contracción del crédito, resultó evidente una cierta inercia en la tenencia de tarjetas que se reflejó en una peor calidad de los usuarios en la encuesta inmediatamente posterior a la crisis bancaria. Es decir, la reasignación del crédito hacia solicitantes de mejor calidad es un proceso que no ocurre de inmediato. Por otra parte, las instituciones que se crearon y que han influido sobre la calidad de los usuarios de crédito, se demoraron en madurar y en dar resultados. Por ejemplo, si bien las Sociedades de Información Crediticia, fueron autorizadas en 1995, realmente empezaron a funcionar hasta 1996-1997. Del mismo modo, algunas regulaciones que han afectado la calidad crediticia, como la obligación de obtener el historial crediticio de los clientes potenciales antes de proporcionarles tarjetas, se impusieron hasta 1998. De ahí que la mejoría en la calidad se haya hecho evidente hasta el año 2000.

Un indicador adicional del aumento en la calidad de los usuarios es el corte óptimo que aparece en el Cuadro 6. Conviene recordar que el corte óptimo proporciona información de la distribución entre usuarios y no usuarios, a diferencia de los indicadores anteriores que se refieren únicamente a la distribución de usuarios. El cuadro presenta también las proporciones de usuarios correctamente predichas y las proporciones de los errores cometidos por los emisores según las distintas muestras. Como se aprecia, el corte óptimo no se redujo en la encuesta de 1996. Es decir, los cambios en las distribuciones de calificación de los usuarios y no usuarios se combinaron para mantener constante el corte. A pesar de la estabilidad de dicho corte, el deterioro en la distribución de los usuarios generó un importante incremento en el error tipo I (darle crédito a individuos que no lo merecen). Dicha proporción pasó de 19.1% del total de usuarios en 1994 a 29.1% en 1996. Este resultado obedeció a que la reasignación del crédito hacia mejores usuarios luego de la crisis no pudo haber ocurrido inmediatamente.

Cuadro 6. Indicadores de Calidad y Errores de Predicción para la Muestra Combinada

Año	Nivel de corte óptimo	Usuarios predichos correctamente (% usuarios)	No-usuarios predichos correctamente (% no-usuarios)	Error Tipo I (% usuarios)	Error Tipo II (% no-usuarios)	Calidad promedio de usuarios Media (Desv. Est.)
1994	0.10	80.9	85.8	19.1	14.2	0.34 (0.24)
1996	0.10	70.9	87.2	29.1	12.8	0.26 (0.21)
1998	0.11	74.1	82.8	25.9	17.2	0.30 (0.23)
2000	0.11	82.6	80.9	17.4	19.1	0.36 (0.24)

Para 1998, la mejora en la calidad de los usuarios se manifestó en un corte óptimo más elevado. Si la distribución de frecuencias de los usuarios hubiera permanecido constante, el aumento en el corte hubiera generado un mayor error tipo I. Sin embargo, lo que tuvo lugar fue una reducción en la ocurrencia de ese error. Ello es atribuible a la importante mejora que experimentó la calidad de los usuarios, proceso que se inició en 1998. Dicha mejora se volvió a manifestar en 2000, cuando con el mismo corte de 1998 el error tipo I continuó reduciéndose. El aumento en el corte para 1998 y 2000, con respecto al correspondiente a 1994, indica que algunos clientes que fueron usuarios de tarjeta en 1994, no lo hubieran sido en 2000. De hecho, si en 1994 su hubiera adoptado el corte de 2000, el porcentaje de usuarios hubiera caído a 79%, contra el 83% de 2000. La recuperación de la calidad en el año 2000 se hace aún más importante si se toma en consideración el profundo deterioro que se registró en la encuesta de 1996.

En lo que se refiere a la evolución del error tipo II (no darle tarjetas a clientes que lo merecían) se aprecia que de 1994 a 1996, con un corte constante, el error se reduce. Ello fue consecuencia de que algunas de las características de los no usuarios también se vieron afectadas por la crisis bancaria. Claramente ese fenómeno alteró la distribución de los no-usuarios, moviendo una mayor masa hacia el lado izquierdo del corte. El valor del corte óptimo se elevó en 1998. Si la distribución de no-usuarios hubiera permanecido constante, ese aumento debería de haberse manifestado en una caída del error tipo II. Sin embargo, no ocurrió así. El error tipo II tendió a elevarse tanto en 1998 como en 2000. Puesto que el nivel del corte permaneció constante entre 1998 y 2000, el aumento en el error tipo II se explica porque los bancos han actuado con mayor cautela en el otorgamiento de tarjetas de crédito. Es decir, a pesar de que la distribución de no usuarios se ha movido hacia niveles de mayor calificación, una proporción creciente de hogares no ha utilizado tarjeta.

El ejercicio anterior aporta evidencia de que la contracción del crédito, las instituciones que se crearon y las regulaciones que se adoptaron luego de la crisis han redundado en una mejoría en la calidad de los usuarios de tarjeta. En la siguiente sección se propone un mecanismo alternativo para comparar las encuestas, y cuya aplicación tiende a confirmar los resultados anteriores.

IV.2.2 Comparación Utilizando un Año Base

La segunda metodología de comparación consiste en mantener constantes los criterios de una encuesta particular, por ejemplo la del año base, y aplicarlos al resto de las encuestas. Es decir, la calificación de los individuos de cada encuesta se obtuvo al aplicar los coeficientes estimados en el modelo Probit del año base a las características individuales captadas en las otras encuestas. El resultado de este ejercicio se presenta en el siguiente grupo de gráficas. Al igual que en el caso anterior, se aprecia que la distribución de frecuencias de las calificaciones de los usuarios es mejor en el año 2000 que la de 1994.

Gráfica 3. Distribución de Frecuencia de la Calidad de Usuarios: Base 1994

IV.2.3 Comparación Directa

Como se ha señalado, comparar directamente las distribuciones de probabilidad de uso de la tarjeta de crédito de las encuestas no es apropiado porque los ponderadores que resultan del Probit son específicos a cada encuesta. Aunado a lo anterior, los factores exógenos que afectan el uso del instrumento de crédito no han permanecido constantes a través de las encuestas. Sin embargo, la comparación directa permite ilustrar un fenómeno que ha ocurrido como consecuencia de la reducción de la proporción de usuarios en las encuestas sucesivas. En las gráficas siguientes se aprecia que la masa de la distribución de frecuencias relativas de las calificaciones de los usuarios parece haberse trasladado con cada encuesta sucesiva, hacia niveles de calificación inferior. Esto ocurre porque al reducirse la proporción de usuarios, los ponderadores se han hecho más pequeños. Consecuentemente, ello ha movido la masa de la distribución hacia niveles de calificación bajos sin que las características de los individuos sean peores. En contraste, a partir de 1996 y hasta el año 2000, la distribución de frecuencias relativas de las calificaciones de los no-usuarios no se ha alterado significativamente, por lo que la proporción de no usuarios en el total de la muestra ha tendido a elevarse.

Gráfica 4. Distribución de Frecuencias de la Calidad de Usuarios: Muestras Independientes

V. Conclusiones

Como se esperaba, la contracción del crédito y las instituciones que se crearon posteriormente a la crisis bancaria de 1994-95, dieron como resultado un aumento en la calidad de los usuarios de tarjetas de crédito. Este resultado, es exactamente el opuesto al proceso de “democratización del crédito” que ocurre en etapas de expansión crediticia (Black y Morgan, 2000). Sin embargo, la mejoría no ocurrió de manera inmediata pues el proceso de reasignación del crédito no fue automático. En consecuencia, inmediatamente después de la crisis se registró un deterioro en la calidad de los usuarios. La posterior mejoría en la calidad de los usuarios de tarjeta de crédito indica que las instituciones desarrolladas después de la crisis y las regulaciones adoptadas han tenido un impacto positivo.

Para la comparación de la calidad de los usuarios, fue necesario identificar las variables que determinan el uso de la tarjeta de crédito. Las que resultaron significativas fueron el ingreso, la ubicación geográfica, la propiedad de casa y automóvil, la edad y, de manera muy relevante, la educación. Estas variables resultaron significativas en todas las muestras. Cabe destacar la importancia de la educación porque puede implicar que para usar tarjetas se requiere de un cierto grado de sofisticación intelectual. Asimismo, en general las variables relacionadas con el trabajo, el estado civil y el género, no fueron significativas.

A pesar de que las variables significativas lo fueron en todas las muestras, si se toman las encuestas por separado los coeficientes marginales de esas variables tendieron a reducirse. Esto

se relaciona con la caída en la proporción de usuarios de tarjeta en cada encuesta sucesiva. Ello dio lugar a una reducción en la probabilidad de uso, independientemente de la calidad de los individuos que permanecieron como usuarios. Adicionalmente, es evidente que las condiciones macroeconómicas han sido diferentes para los distintos años en que se levantó la encuesta. En el presente trabajo se constata que esos factores exógenos redujeron la probabilidad de uso, al margen de la evolución en la calidad de los usuarios.

Finalmente, se encontró que tanto los emisores como los usuarios de tarjetas han sido cada vez más cautelosos con estos instrumentos. Esto se hace patente en el hecho de que, por un lado, la proporción de usuarios con calificaciones bajas (error tipo I) ha descendido. Por otro lado, la proporción de hogares con calificaciones altas que no fueron usuarios de crédito (error tipo II) ha tendido a crecer.

Referencias

- Altonji, Joseph G. y Siow, Aloysius, 1987, "Testing the Response of Consumption to Income with (Noisy) Panel Data", *Quarterly Journal of Economics* 102, pp. 293-328.
- Aportela, Fernando, 2001, "Efectos de los Ciclos de Crédito en México sobre la Tasa de Ahorro de los Hogares, 1989-1996," Documento de Investigación del Banco de México No. 2001-3, Marzo.
- Ausubel, Lawrence M. 1991, "The Failure of Competition in the Credit Card Market," *The American Economic Review*, Vol. 81, No. 1, pp. 50-81.
- Bird, Edward J., Paul A. Hagstrom y Robert Wild, 1997, "Credit Cards and the Poor," Institute for Research on Poverty, Discussion Paper No. 1148-97, October.
- Black, Sandra E., y Donald P. Morgan, 1999, "Meet the New Borrowers," *Federal Reserve Bank of New York, Currents Issues in Economics and Finance*, Volume 5, Number 3, February.
- Black, Sandra E., y Donald P. Morgan, 1998, "Risk and The Democratization of Credit Cards," *Federal Reserve Bank of New York*, June.
- Brito, Dagobert L., y Peter R. Hartley, 1995, "Consumer Rationality and Credit Cards", *Journal of Political Economy*, pp. 400-433.
- Boyes, William J., Dennis L. Hoffman y Stuart A. Low, 1989, "An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem," *Journal of Econometrics*, 40, pp. 3-14.
- Calem, Paul S., y Loretta J. Mester, 1995, "Consumer Behavior and the Stickiness of Credit-Card Interest Rates," *The American Economic Review*, Vol. 85, No. 5, December.
- Carnet-Prosa, 1990, *El Dinero de Plástico, Historia del Crédito al Consumidor y de los Nuevos Sistemas de Pago en México*, México, Ed. J.R. Fortson.
- Cox, Donald, y Tullio Jappelli, 1993, "The Effect of Borrowing Constraints on Consumer Liabilities," *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 25, No. 2, pp.197-213.
- Evans, David y Richard Schmalensee, 1999, *Paying with Plastic*, MIT Press.
- Green, William H., 1990, *Econometric Analysis*, Macmillan Publishing Company.
- Gross, David B., 2000, "Consumer Response to Changes in Credit Supply: Evidence from Credit Card Data," *Wharton FIC*, Working Paper No. 00-04, February.
- Grablowsky, B. J., & Talley, W. K., 1981, Probit and Discriminant Functions for Classifying Credit Applicants; a Comparison. *Journal of Economics and Business* 33, pp. 254-261.
- Hayashi, Fumio, 1985, "The Effect of Liquidity Constraints on Consumption: A Cross-Sectional Analysis," *The Quarterly Journal of Economics*, February, pp. 183-206.
- Jappelli, Tullio, Jörn-Steffen Pischke, y Nicholas S. Souleles, 1998, "Testing for Liquidity Constraints in Euler Equations with Complementary Data Sources," *The Review of Economics and Statistics*, pp. 252-262.
- Jappelli, Tullio, 1990, "Who is Credit Constrained in the U.S. Economy?", *Quarterly Journal of Economics*, 105, pp. 219-235.
- Lyn, Thomas C., 2000, "A survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers," *International Journal of Forecasting* 16, pp. 149-172.
- Maki, Dean M., "The Growth of Consumer Credit and the Household Debt Service Burden," *Board of Governors of the Federal Reserve System*, October 1999.

Mester, Loretta J., 1993, "Why are Credit Card Rates Sticky?," University of Pennsylvania, Working Paper No. 93-16.

Mester, Loretta J., 1997, "What's the Point of Credit Scoring?," Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review September/October, pp. 3-16.

Mester, Loretta J. and Paul S. Calem, 1995, "Consumer Behavior and the Stickiness of Credit Card Interest Rates", The American Economic Review, pp. 1327-1336.

Perraudin, William R. M., y Bent E. Sorensen, 1992, "The Credit-Constrained Consumer: An Empirical Study of Demand and Supply in the Loan Market," Journal of Business & Economic Statistics, Vol. 10, No.2., April, pp. 179-192.

Thomas, Lyn C., 2000, "A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers". International Journal of Forecasting 16, pp. 149-172.

Yoo, Peter S., 1997, "Charging Up a Mountain of Debt: Accounting for the Growth of Credit Card Debt" Federal Reserve Bank of St. Louis March/April, pp. 3-13.

Apéndice Estadístico

Cuadro A1

	1994			1996			1998			2000		
	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total
<i>Estructura dentro de cada grupo</i>												
Pobres extremos	99.19	0.81	100.00	99.17	0.83	100.00	99.36	0.64	100.00	99.77	0.23	100.00
Pobres moderados	97.58	2.42	100.00	98.10	1.90	100.00	98.16	1.84	100.00	99.18	0.82	100.00
Clase media	87.71	12.29	100.00	89.60	10.40	100.00	90.93	9.07	100.00	94.62	5.38	100.00
Ricos	47.66	52.34	100.00	63.93	36.07	100.00	68.91	31.09	100.00	76.08	23.92	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<i>Estructura entre grupos</i>												
Pobres extremos	21.53	1.56	19.50	21.05	2.11	19.59	20.53	1.82	19.26	20.28	1.01	19.43
Pobres moderados	43.38	9.48	39.93	42.53	9.82	40.00	42.28	10.85	40.14	41.63	7.40	40.11
Clase media	29.69	36.68	30.40	29.42	40.85	30.30	29.64	40.55	30.38	30.02	36.86	30.33
Ricos	5.40	52.28	10.17	7.00	47.22	10.11	7.56	46.78	10.22	8.07	54.74	10.13
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
<i>Variable continua</i>												
Ingreso promedio per cápita real base 1994	2,022.82			1,554.99			1,782.45			2033.07		
(Desviación estándar)	(3,089.09)			(2,208.38)			(2673.67)			(3,120.38)		

Cuadro A2

	1994			1996			1998			2000		
	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total
<i>Estructura dentro de cada grupo</i>												
Rural	98.49	1.51	100.00	98.35	1.65	100.00	98.51	1.49	100.00	98.64	1.36	100.00
Urbano	84.43	15.57	100.00	88.78	11.22	100.00	90.06	9.94	100.00	93.87	6.13	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<i>Estructura entre grupos</i>												
Rural	41.99	5.69	38.30	38.95	7.81	36.55	39.35	8.19	37.23	36.77	10.92	35.62
Urbano	58.01	94.31	61.70	61.05	92.19	63.45	60.65	91.81	62.77	63.23	89.08	64.38
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Cuadro A3

	1994			1996			1998			2000		
	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total
<i>Estructura dentro de cada grupo</i>												
Desocupados	92.14	7.86	100.00	93.63	6.37	100.00	94.16	5.84	100.00	95.81	4.19	100.00
Ocupados	89.42	10.58	100.00	92.05	7.95	100.00	93.04	6.96	100.00	95.53	4.47	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
Informal	93.75	6.25	100.00	95.10	4.90	100.00	95.13	4.87	100.00	96.90	3.10	100.00
Formal	82.07	17.93	100.00	86.76	13.24	100.00	89.48	10.52	100.00	93.30	6.70	100.00
Total	89.42	10.58	100.00	92.05	7.95	100.00	93.04	6.96	100.00	95.53	4.47	100.00
Medio tiempo	92.69	7.31	100.00	93.55	6.45	100.00	94.02	5.98	100.00	94.57	5.43	100.00
Tiempo completo	88.39	11.61	100.00	91.58	8.42	100.00	92.75	7.25	100.00	95.80	4.20	100.00
Total	89.42	10.58	100.00	92.05	7.95	100.00	93.04	6.96	100.00	95.53	4.47	100.00
<i>Estructura entre grupos</i>												
Desocupados	14.90	11.21	14.53	14.71	11.97	14.50	14.92	12.71	14.77	16.11	15.20	16.07
Ocupados	85.10	88.79	85.47	85.29	88.03	85.50	85.08	87.29	85.23	83.89	84.80	83.93
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
Informal	65.97	37.17	62.92	65.61	39.19	63.51	64.38	44.03	62.97	62.83	42.97	61.95
Formal	34.03	62.83	37.08	34.39	60.81	36.49	35.62	55.97	37.03	37.17	57.03	38.05
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
Medio tiempo	24.82	16.54	23.94	24.23	19.36	23.85	23.42	19.92	23.18	21.97	26.92	22.19
Tiempo completo	75.18	83.46	76.06	75.77	80.64	76.15	76.58	80.08	76.82	78.03	73.08	77.81
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

Cuadro A4

	1994			1996			1998			2000		
	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total
<i>Estructura dentro de cada grupo</i>												
<u>género</u>												
Mujer	90.23	9.77	100.00	93.43	6.57	100.00	94.70	5.30	100.00	96.43	3.57	100.00
Hombre	89.74	10.26	100.00	92.05	7.95	100.00	92.88	7.12	100.00	95.37	4.63	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<u>edad</u>												
menor de 20	98.40	1.60	100.00	99.56	0.44	100.00	100.00	0.00	100.00	100.00	0.00	100.00
entre 20 y 30	92.92	7.08	100.00	93.58	6.42	100.00	94.71	5.29	100.00	97.21	2.79	100.00
entre 30 y 55	87.60	12.40	100.00	90.69	9.31	100.00	92.33	7.67	100.00	94.89	5.11	100.00
mayor de 55	92.33	7.67	100.00	94.88	5.12	100.00	94.09	5.91	100.00	96.13	3.87	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<u>educación</u>												
Sin educ. básica	98.01	1.99	100.00	98.37	1.63	100.00	98.52	1.48	100.00	99.42	0.58	100.00
Primaria completa	93.40	6.60	100.00	95.94	4.06	100.00	96.38	3.62	100.00	98.51	1.49	100.00
Secundaria completa	89.18	10.82	100.00	92.73	7.27	100.00	92.82	7.18	100.00	96.47	3.53	100.00
Preparatoria completa	78.45	21.55	100.00	86.92	13.08	100.00	89.22	10.78	100.00	95.93	4.07	100.00
Superior / postgrado	55.60	44.40	100.00	66.13	33.87	100.00	71.15	28.85	100.00	78.78	21.22	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<u>estado civil</u>												
Unión libre				97.32	2.68	100.00	97.23	2.77	100.00	98.70	1.30	100.00
Casado				91.20	8.80	100.00	92.06	7.94	100.00	94.74	5.26	100.00
Separado				97.06	2.94	100.00	96.94	3.06	100.00	98.88	1.12	100.00
Divorciado				82.74	17.26	100.00	87.72	12.28	100.00	89.44	10.56	100.00
Viudo				95.21	4.79	100.00	96.12	3.88	100.00	98.27	1.73	100.00
Soltero				89.21	10.79	100.00	92.03	7.97	100.00	93.86	6.14	100.00
Total				92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<i>Estructura entre grupos</i>												
<u>género</u>												
Mujer	15.10	14.42	15.03	16.74	14.07	16.54	18.26	14.03	17.98	18.85	15.04	18.68
Hombre	84.90	85.58	84.97	83.26	85.93	83.46	81.74	85.97	82.02	81.15	84.96	81.32
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
<u>edad</u>												
menor de 20	0.86	0.12	0.78	0.71	0.04	0.66	0.70	0.00	0.65	0.57	0.00	0.54
entre 20 y 30	16.93	11.37	16.36	16.00	13.12	15.78	14.72	11.29	14.49	13.00	8.04	12.78
entre 30 y 55	54.81	68.43	56.19	56.92	69.84	57.92	56.89	64.83	57.43	57.39	66.71	57.81
mayor de 55	27.41	20.07	26.66	26.37	17.01	25.65	27.69	23.88	27.43	29.04	25.25	28.87
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
<u>educación</u>												
Sin educ. básica	47.90	8.58	43.89	39.71	7.87	37.26	41.79	8.64	39.54	37.39	4.68	35.94
Primaria completa	25.80	16.06	24.81	28.62	14.49	27.53	25.73	13.26	24.88	25.15	8.22	24.40
Secundaria completa	14.82	15.84	14.92	17.49	16.40	17.41	17.87	18.97	17.95	20.03	15.82	19.85
Preparatoria completa	4.63	11.20	5.30	5.91	10.63	6.28	5.67	9.40	5.92	6.14	5.62	6.11
Superior / postgrado	6.86	48.31	11.08	8.27	50.60	11.53	8.94	49.73	11.71	11.29	65.65	13.70
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
<u>estado civil</u>												
Unión libre				10.26	3.38	9.73	11.70	4.57	11.22	10.05	2.85	9.73
Casado				67.01	77.31	67.81	64.49	76.27	65.29	65.66	78.74	66.24
Separado				6.20	2.24	5.90	6.07	2.63	5.83	5.94	1.46	5.75
Divorciado				1.35	3.36	1.50	2.00	3.83	2.12	2.00	5.10	2.14
Viudo				9.76	5.87	9.46	9.49	5.26	9.20	10.88	4.13	10.58
Soltero				5.43	7.85	5.61	6.25	7.43	6.33	5.46	7.72	5.56
Total				100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
<i>Variable continua</i>												
Edad promedio (Desviación estándar)		45.28 (15.54)			44.99 (15.48)			45.62 (15.53)			46.47 (15.61)	

Cuadro A5

	1994			1996			1998			2000		
	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total	No usa TC	Si usa TC	Total
<i>Estructura dentro de cada grupo</i>												
automóvil												
Sin automóvil	96.56	3.44	100.00	96.87	3.13	100.00	97.50	2.50	100.00	98.90	1.10	100.00
Con automóvil	71.08	28.92	100.00	81.40	18.60	100.00	84.07	15.93	100.00	88.82	11.18	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
casa												
Sin casa propia	93.68	6.32	100.00	93.48	6.52	100.00	94.85	5.15	100.00	97.21	2.79	100.00
Con casa propia	83.39	16.61	100.00	89.96	10.04	100.00	91.40	8.60	100.00	92.92	7.08	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
otras cuentas bancarias												
Sin cuentas	89.97	10.03	100.00	92.43	7.57	100.00	93.39	6.61	100.00	95.74	4.26	100.00
Con cuentas	71.12	28.88	100.00	79.50	20.50	100.00	78.48	21.52	100.00	56.75	43.25	100.00
Total	89.81	10.19	100.00	92.28	7.72	100.00	93.21	6.79	100.00	95.57	4.43	100.00
<i>Estructura entre grupos</i>												
automóvil												
Sin automóvil	79.05	24.85	73.53	73.83	28.52	70.33	71.18	25.06	68.05	69.32	16.68	66.99
Con automóvil	20.95	75.15	26.47	26.17	71.48	29.67	28.82	74.94	31.95	30.68	83.32	33.01
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
casa												
Sin casa propia	65.12	38.76	62.44	66.89	55.80	66.04	53.29	39.69	52.37	62.83	38.88	61.77
Con casa propia	34.88	61.24	37.56	33.11	44.20	33.96	46.71	60.31	47.63	37.17	61.12	38.23
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
otras cuentas bancarias												
Sin cuentas	99.35	97.65	99.17	99.02	96.98	98.86	98.97	96.13	98.78	99.75	95.84	99.57
Con cuentas	0.65	2.35	0.83	0.98	3.02	1.14	1.03	3.87	1.22	0.25	4.16	0.43
Total	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00